

## 퍼지신경망을 이용한 직류서보 모터의 위치 제어에 관한 연구

### A Study on the Position Control of DC servo Motor Using a Fuzzy Neural Network

설재훈 · 임영도

Jae Hoon Sul and Young Do Lim

동아대학교 전자공학과

#### 요 약

본 논문에서는 퍼지신경망 제어를 이용하여 직류서보 모터의 위치제어를 실행한다. 위치 제어를 위하여 인공지능 제어기중 설계가 간단한 퍼지제어기를 사용한다. 그러나 퍼지 제어기 설계시 문제가 되는 삼각 소속함수의 형태를 신경망의 BP학습법을 이용하여 설정한다. 퍼지신경망 제어기의 위치제어 성능을 평가하기 위하여 특성이 다른 가상 플랜트를 제어시켜 보았다. 그리고 실시간 실험으로 퍼지신경망 제어기에 의한 직류서보 모터 위치제어를 실시하였다.

#### ABSTRACT

In this paper, we perform the position control of a DC servo motor using fuzzy neural controller. We use the Fuzzy controller for the position control, because the Fuzzy controller is designed simpler than other intelligent controller, but it is difficult to design for the triangle membership function format. Therefore we solve the problem using the BP learning method of neural network. The proposed Fuzzy neural network controller has been applied to the position control of various virtual plants. And the DC servo motor position control using the fuzzy neural network controller is performed as a real time experiment.

#### 1. 서 론

신경망은 학습을 통해 자기 스스로를 조직화하여 주위환경 변화와 외란과 같은 요인에 적절한 제어가 가능한 이점이 있다. 그러므로 현재에는 패턴인식분야 뿐만 아니라 제어분야에서 여러 응용을 통해 성능의 우수함이 평가되고 있다[7]. 더 나아가 신경망은 새로운 알고리즘 개발로 신경망 독립적인 형태 그리고 다른 인공지능 알고리즘과 종속 또는 병렬의 형태로 결합되어 발전해 오고 있다. 특히 퍼지 제어기와 같은 인공지능 제어기와 신경망이 종속적으로 결합되어 퍼지 제어기 설계를 한층 더 쉽게 해주는 알고리즘들이 연구되고 있다. 예를 들면 퍼지 제어기의 제어출력 이득을 신경망으로 학습시켜 플랜트의 특성에 따라서 찾게 해주는 알고리즘과 퍼지제어기의 규칙을 신경망으로 설계하는 알고리즘 등이 있다[1, 4].

본 논문에서는 퍼지 제어기를 주제어기로 사용하여 다양한 특성을 지니는 플랜트에 대하여 위치형 제

어를 하고자 한다. 물론 이 때 다양한 플랜트에 대한 특성을 고찰하기 힘드므로 신경망을 이용하여 특성에 맞는 적절한 퍼지제어기를 설계한다. 이러한 설계를 위하여 앞에서 언급된 제어기의 종속적 결합형태 중에서 본 논문에서는 신경망을 비퍼지화 연산부분에 함수근사화로 학습시킨 후 비퍼지화 부분을 신경망으로 대체시키는 퍼지신경망 제어기 구조를 사용한다. 이 제어기는 지식기반을 바탕으로 설계되는 소속함수형태를 플랜트 또는 환경 변화에 따라서 조정 가능하도록 하는 온라인형 퍼지신경망 제어기가 된다. 여기서 사용되는 신경망 모델은 설계가 간편하고 보편적으로 잘 알려진 MLP 신경망 모델로 구성하였다[7]. 이렇게 설계된 퍼지신경망 제어기를 특성이 다른 가상 플랜트와 외란 성분을 포함시킨 형태의 시뮬레이션으로 실시하여 조정된 소속함수의 형태 및 플랜트의 출력을 확인해 보고 이렇게 설계된 알고리즘을 실시간 실험으로 직류서보 모터에 적용시켜 위치제어가 잘 됨을 확인한다.

## 2. 퍼지신경망 제어기

본 논문에서 사용되는 퍼지신경망 제어기는 퍼지 제어기에 소속함수의 조정을 위하여 신경망의 BP 학습법을 이용하는 구조로써 그림 1과 같이 입력과 퍼지규칙의 조건부와의 소속정도를 계산하는 퍼지추론부와 비퍼지화 함수를 학습에 의해 함수근사화된 신경망으로 대체시킨 비퍼지화 연산부로 나누어진다. 그리고 이것은 전체가 하나의 신경망 구조로 설명될 수 있다.

### 2.1 함수근사화 된 MLP의 비퍼지화 연산부

신경망의 함수근사화 학습을 이용하여 비퍼지화 연산부분을 MLP로 대체한다. 비퍼지화 부분의 함수근사화 학습을 위한 데이터는 그림 2와 같이 퍼지제어기의 입력(e, ce)에 따라 퍼지추론에 의해 구해지는 결론부의 각 언어항의 값을 입력데이터로 사용하고 교사신호 즉 출력데이터는 퍼지제어기의 비퍼지화 연산에 의해 구해지는 값으로 한다. 이 때 비퍼지화 함수는 무게 중심법을 사용하였다.

비퍼지화 연산부분에 대체된 MLP의 구조는 다음과 같다.

i) 그림 1의 비퍼지화 연산부에서 나타내는 것과 같이 3개층 이상의 뉴런으로 구성한다.

ii) 중간층과 출력층의 활성화(임계)함수는 바이폴라 시그모이드 함수를 사용한다.

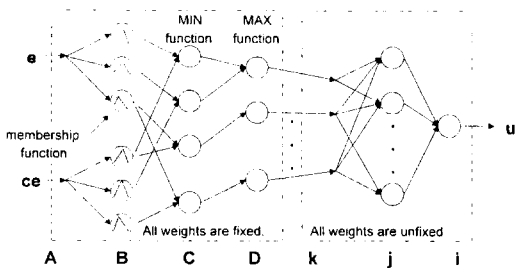


그림 1. 퍼지신경망 제어기 구조.

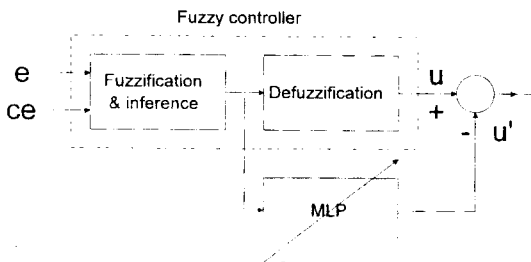


그림 2. 비퍼지화 함수 근사화 학습구조.

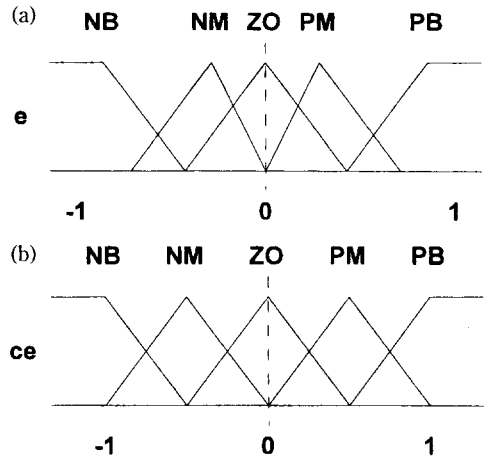


그림 3. 입력에 대한 퍼지소속함수 형태. (a) error의 퍼지 소속함수, (b) change error의 퍼지소속함수

iii) 오차역전파 방법으로 오차항을 계산한다.

iv) 성능평가 척도  $J = \frac{1}{2} \sum (u - u')^2$ 을 이용한다.

### 2.2 MAX-MIN 방법의 퍼지추론부

퍼지추론부는 입력에 대한 퍼지화와 소속정도를 연산하는 MAX-MIN 추론부분으로 그림 1에서 나타내는 것과 같이 4개의 층으로 구성된다.

그림 1을 참조로 추론부 각층 유니트의 구조를 살펴보면 다음과 같다.

i) A층 : 제어기 입력 유니트이다.

ii) B층 : 각 유니트는 언어항을 의미하며, 이 층에서는 입력에 대하여 해당 언어항의 소속정도, 즉 퍼지화 값을 구한다. 식(1)은 삼각 퍼지숫자의 경우 각 유니트에 있어서 언어항의 함수이다.

$$F^B(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x - c^B}{w_R^B} & x \in [c^B, c^B + w_R^B] \\ 1 + \frac{x - c^B}{w_L^B} & x \in [c^B - w_L^B, c^B] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서,  $x$ 는 퍼지제어기에 입력되는 입력값( $e, ce$ )이고  $c^B, w_R^B, w_L^B$ 는 각 언어항 소속함수의 중심과 우측폭과 좌측폭값을 나타낸다.

iii) C층 : 유니트는 각 퍼지규칙의 조건부에 해당되며, B층에서 계산된 소속정도를 최소값(MIN)연산을 통해 합성한다.

iv) D층 : 각 유니트는 결론부의 언어항에 해당하며

결론부에 있는 퍼지규칙들의 소속정도를 최대값 (MAX)연산을 통해 합성한다.

퍼지 추론부에서 각 층의 유니트사이의 연결강도는 1로 고정한다.

### 2.3 소속함수 형태 조정을 위한 학습

소속함수 형태 조정을 위한 학습으로 최대경사법을 사용하고, 신경망으로 학습된 비퍼지화 연산부분의 오차를 역전파 시켜서 입력과 각 규칙의 소속정도에 대한 오차값을 계산하는 방법을 사용한다. 따라서, 오차 역전파 알고리즘에 의한 비퍼지화 부분의 각 층에서 역전파되는 오차는 다음과 같다.

출력층의 오차 :

$$\begin{aligned} \varepsilon_i &= -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\frac{\partial E}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial net_i} \\ &= (r - y) \cdot \frac{\Delta y}{\Delta u} \cdot f'(net_i) \end{aligned} \quad (2)$$

중간층의 오차 :

$$\begin{aligned} \varepsilon_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \\ &= \sum_i \varepsilon_i w_{ji} f'(net_j) \end{aligned} \quad (3)$$

입력층의 오차 :

$$\varepsilon_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = \sum_j \varepsilon_j w_{kj} \quad (4)$$

여기서  $E$ 는 출력의 오차함수로  $\frac{1}{2}(r - y)^2$ 이다.

소속함수 형태를 조정하기 위해  $B$ 층의 각 파라미터( $c^B, w_L^B, w_R^B$ )를 연쇄법칙으로 수정한다. 각 파라미터의 증분항 연산식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta c^B &= -\eta \frac{\partial E'}{\partial c^B} = -\eta \sum_D \frac{\partial E'}{\partial o_D} \frac{\partial o_D}{\partial c^B} \\ &= -\eta \sum_D \frac{\partial E'}{\partial o_D} \sum_C \frac{\partial o_D}{\partial o_C} \frac{\partial o_C}{\partial o_B} \frac{\partial o_B}{\partial c^B} \\ &= \eta \sum_k \varepsilon_k \sum_C \frac{\partial o_D}{\partial o_C} \frac{\partial o_C}{\partial o_B} \frac{\partial o_B}{\partial c^B} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_L^B &= -\eta \frac{\partial E'}{\partial w_L^B} \\ &= \eta \sum_k \varepsilon_k \sum_C \frac{\partial o_D}{\partial o_C} \frac{\partial o_C}{\partial o_B} \frac{\partial o_B}{\partial w_L^B} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\Delta w_R^B = -\eta \frac{\partial E'}{\partial w_R^B}$$

$$= \eta \sum_k \varepsilon_k \sum_C \frac{\partial o_D}{\partial o_C} \frac{\partial o_C}{\partial o_B} \frac{\partial o_B}{\partial w_R^B} \quad (7)$$

$$\frac{\partial o_D}{\partial o_C} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_D = o_C \text{ and } w_{CD} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$\frac{\partial o_C}{\partial o_B} = \begin{cases} 1 & \text{if } o_C = o_B \text{ and } w_{BC} = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서,  $E'$ 는 퍼지추론부의 MAX 연산 유니트 출력에 대한 오차함수이다. 그리고  $O_B$ 는 오차와 오차변화분 입력에 대한 각 전전부 소속함수에 대한 출력,  $O_C$ 는 MIN 연산 유니트의 출력이고  $O_D$ 는 MAX 연산 유니트의 출력이다.

앞의 식으로 얻어진 증분항은 새로운 소속함수 파라미터로 식 (10), (11), (12)와 같이 설정된다.

$$c^B(k) = c^B(k-1) + \Delta c^B(k) \quad (10)$$

$$w_L^B(k) = w_L^B(k-1) + \Delta w_L^B(k) \quad (11)$$

$$w_R^B(k) = w_R^B(k-1) + \Delta w_R^B(k) \quad (12)$$

### 3. 퍼지신경망 제어기의 위치제어

온라인형 퍼지신경망 제어기의 위치형 제어구조는 그림 4와 같다.

본 논문에서 사용되는 소속함수 최적화 및 온라인 제어방식의 소속함수 조정에 관한 알고리즘은 다음과 같다.

첫째, 먼저 퍼지제어기의 비퍼지화 부분을 신경망을 사용하여 함수근사화시켜서 무게중심법에 의한 결과치와 같은 결과치를 얻도록 한 후 신경망의 가중치를 고정시킨다. 이 때 학습을 위하여 사용되는 입력력 패턴은 입력에 임의의 오차와 오차의 변화분을 입력패턴으로 입력하고 이에 대한 퍼지제어기의 퍼지추론 및 무게중심법에 의해서 구해지는 출력을 출력패턴으로 하여 한 쌍의 입력력 패턴을 생성한다. 함수 근사화 된 비퍼지화 부분에서의 결과치는 무게중심법에 의해 구해지는 결과치와는 완전하게 일치하지는 않는다. 따라서 학습에 의해 이루어지므로 약간의 오차는 존재한다.

둘째, 앞에서 함수 근사화된 MLP가 비퍼지화 연산부에 대체되고 신경망의 역전파 알고리즘을 이용하여 오차만을 역전파 시켜 추론부의 소속함수 형태를 최적화 시킨다. 그리고 온라인 방식으로 환경변화에 대한 적응성을 갖도록 한다.

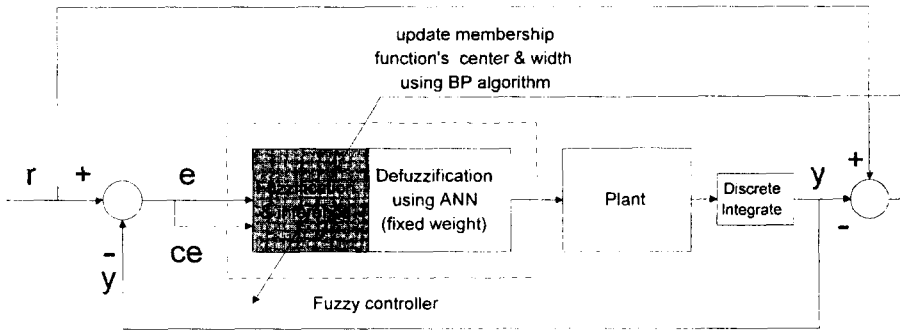


그림 4. 퍼지신경망 제어기 위치제어 블록도.

### 4. 모의실험 및 고찰

#### 4.1 플랜트와 퍼지신경망 제어기 구성

본 논문에서 퍼지신경망 제어기의 위치제어에 대한 성능을 평가하기 위하여 다음과 같은 두 개의 플랜트를 사용한다.

$$i) y(k) = 0.77y(k-1) - 0.322u(k-1) + 0.111u(k-2)$$

$$ii) y(k) = 0.887y(k-1) - 0.121u(k-1) + 0.1\sin(u(k-2))$$

시뮬레이션에서 사용될 퍼지신경망 제어기 구성에 대하여 살펴보면 먼저 퍼지추론부에서 지식기반을 바탕으로 하는 소속함수형태 설정과 규칙표 설정이 요구되는데 소속함수형태는 퍼지신경망 제어기에서 플랜트에 따라 온라인으로 조정된다. 그러므로 규칙표만을 표 1과 같이 설정하였다. 그리고 비퍼지화 연산부는 무게중심법에 의해 비퍼지화 되어지는 것의 근사화 된 MLP 구조가 사용된다. 이 때 사용되는 MLP 구조는 총 3개의 층으로 구성된다. 입력층의 뉴런은 퍼지 추론부에서 얻어지는 결론부의 언어항 값을 입력받으므로 5개로 구성된다. 중간층의 뉴런 개

표 1. 규칙표

$\begin{matrix} c \\ ce \end{matrix}$	NB	NM	ZO	PM	PB
NB			NB	NM	
NM			NM		PM
ZO	NB	NM	ZO	PM	PB
PM	NM		PM		
PB		PM	PB		

표 2. 비퍼지화 함수 근사화 학습 신경망 파라메타

파라메타	값
학습율	0.3
모멘트 계수	0.7
학습수	2000회
학습후 오차	0.0080819

수는 10개로 하였으며 출력층의 뉴런 개수는 제어신호 출력으로 1개로 설정하였다. 물론 비퍼지화 함수를 근사화 시키기 위해 먼저 함수근사화 학습을 진행하였다. 이 때 설정된 신경망의 각 파라메타는 다음 표 2와 같다. 함수 근사화 시키기 위한 학습의 임출력 패턴은 오차와 오차의 증분항을 등간격으로 입력시키고 이에 따라서 출력되는 단순 퍼지제어기의 출력을 교사신호로 하였다.

MLP의 비퍼지화 함수 근사화 학습이 완료된 후에는 비퍼지화 연산부를 MLP로 대체하고 가중치를 고정한다.

#### 4.2 모의실험 결과

비퍼지화 연산부가 MLP로 대체된 퍼지신경망 제어기로 앞에서 언급된 플랜트를 위치 제어한다. 대상 플랜트에 적합한 퍼지신경망 제어기의 소속함수 형태를 찾기 위하여 스텝응답에 대한 학습을 수행한다. 이 때 플랜트마다 제어기의 제어신호 이득을 0.125, 0.1로 각각 설정하고 제환시 이득을 0.25, 0.14로 각각 설정하여 실시하였다. 그리고 플랜트의 특성에 따른 학습을 수행하기 전의 초기 소속함수 형태를 그림 5에 나타내었다.

첫 번째 플랜트에 대한 출력응답 특성을 그림 6에 나타내었다. 출력응답 특성이 조정전과 비교해 보면 조정후가 개선됨을 볼 수가 있다. 이것은 플랜트에 대한 퍼지신경망 제어기의 적응학습으로 그림 7에서와 같이 소속함수 형태가 수정되고 이에 대한 응답

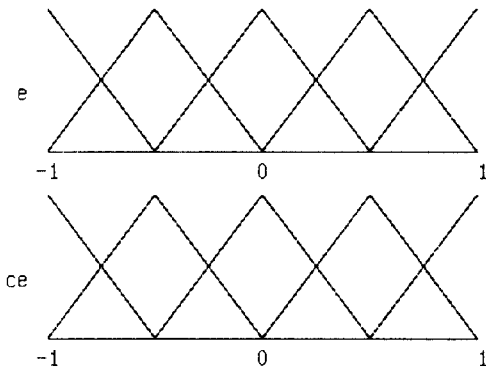


그림 5. 조정전 소속함수 형태.

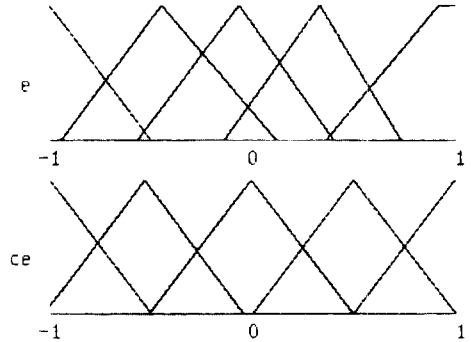


그림 7. 플랜트 i)의 조정후 소속함수 형태.

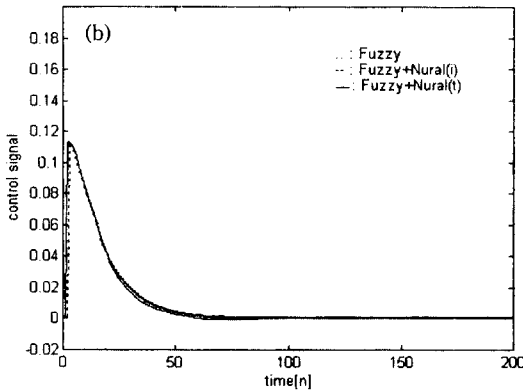
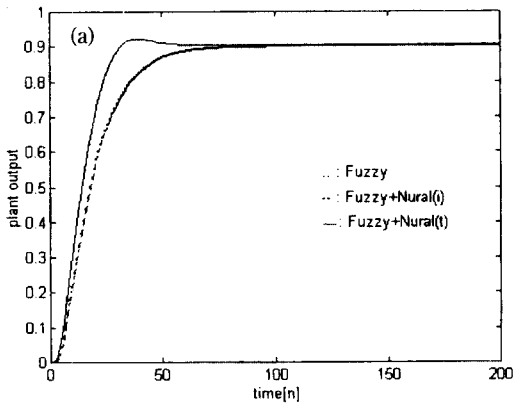


그림 6. 플랜트 i)의 출력응답 특성 및 제어신호. (a) 플랜트의 출력응답, (b) 제어신호

특성 또한 과도응답 특성이 양호해 짐을 볼 수가 있다.

플랜트 특성에 대한 적응을 위하여 시뮬레이션에서 설정한 퍼지신경망 제어기의 학습율과 학습수는 각각 0.0001과 500회로 설정하였다. 이 때의 학습시 누적오차 그래프를 그림 8에 나타내었다.

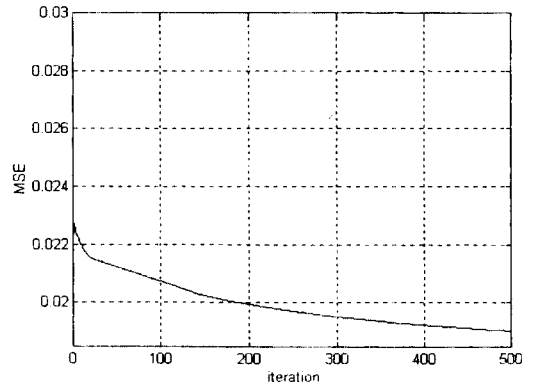


그림 8. 퍼지신경망 학습 오차 그래프.

두 번째 플랜트는 비선형적인 요소를 갖는 플랜트에 대한 퍼지신경망 제어기의 출력 응답특성을 조사해 보았다. 이 때 얻어진 출력응답 특성과 조정후의 소속함수 형태를 그림 9와 그림 10에 나타내었다. 출력 결과는 플랜트 i)의 경우와 마찬가지로 500회 학습후 과도응답 상태가 개선됨을 볼 수 있다. 물론 학습하는 동안 소속함수 형태 또한 많은 변화를 일으켰다.

다음으로 외란에 대한 퍼지신경망 제어기의 강인성을 살펴보았다. 이미 앞에서 적응학습된 플랜트 i)에 외란을 첨가하여 외란에 대한 응답특성을 수정전의 퍼지신경망 제어기의 출력과 비교하여 보았다. 외란 형태는 이산시간  $n=250$ 에서 300까지 실제출력치의  $-0.01$ 의 출력값을 첨가하였다. 이 때 비교된 출력파형을 그림 11에 나타내었다.

## 5. 실험

시뮬레이션으로 검증된 알고리즘을 바탕으로 모터의 출력을 얻기위하여 타코제네레이터가 부착된 직류서보 모터를 사용하여 위치제어 실시간 실험을 하

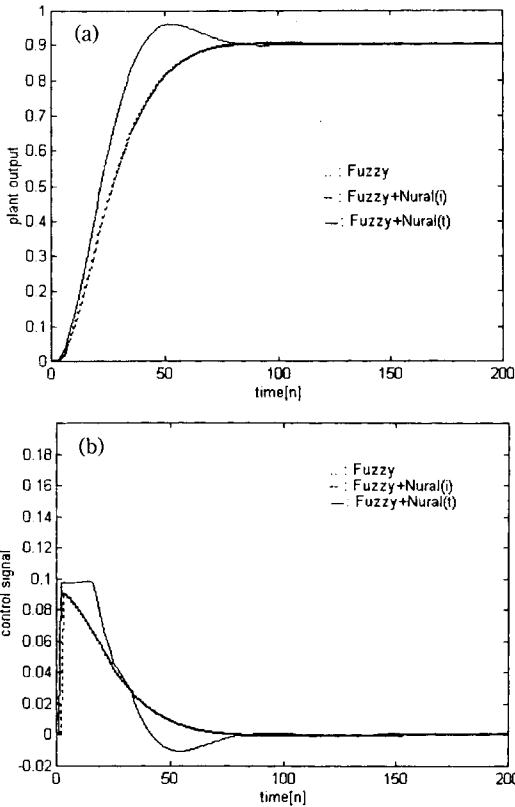


그림 9. 플랜트 ii)의 출력응답 특성 및 제어신호. (a) 플랜트의 출력응답, (b) 제어신호

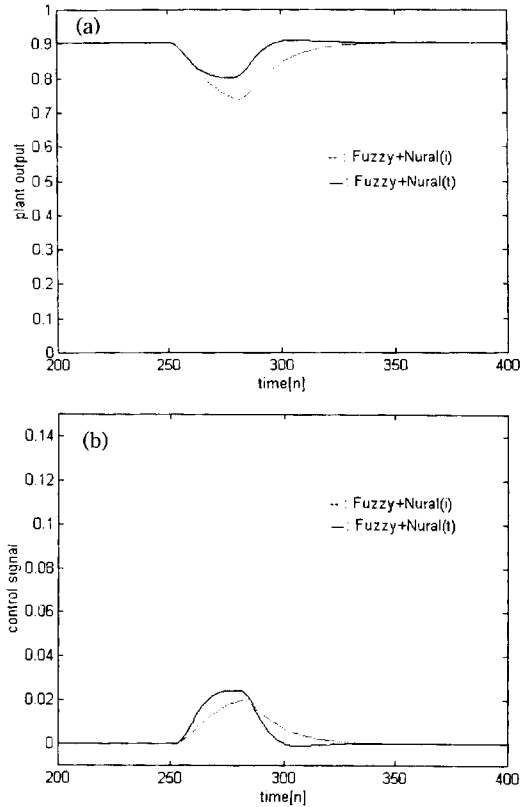


그림 11. 외란에 대한 플랜트 i)의 출력응답 특성 및 제어신호. (a) 플랜트의 출력응답, (b) 제어신호

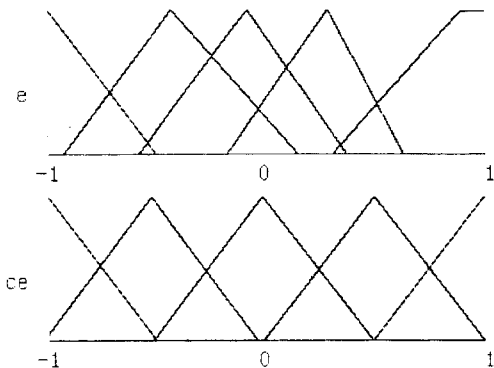


그림 10. 플랜트 ii)의 조정후 소속함수 형태.

였다. 그리고 실험결과를 분석하였다. 본 논문에서는 그림 12와 같이 60 MHz PENTIUM 프로세서를 탑재한 컴퓨터에 뉴로퍼지 위치형 알고리즘을 C 언어로 작성하여 제어기로 사용하였다. 그리고 모터제어를 위하여 PWM 발생기를 사용하였으며 PWM 폭을 제어하기 위하여 12 bit resolution의 D/A 변환기를 사

용하였다. 그리고 모터의 출력을 조사하기 위하여 타코제네레이터의 출력을 제어기에서 입력받도록 하고 이 출력은 정역 김출이 가능한 12bit resolution의 A/D 변환기를 사용하여 컴퓨터에 입력받는다. 그리고 실험에 사용된 모터의 사양은 표 3과 같다.

실험은 위치 설정치를 가변하여 모터의 동작에 따른 출력결과를 뉴로 퍼지제어기에 의한 소속함수 수정전의 출력결과와 학습에 의한 소속함수 변환후의 출력결과를 비교하는 것으로 진행되었다. 여기서 설정치를 0에서 1250T까지는 2.5 radian를 유지하고 1250T에서 3750T까지는 5 radian으로 위치를 변경하여 유지하도록 하였다. 그리고 마지막으로 3750T에서 5000T까지는 2.5 radian으로 다시 원래의 위치로 복귀하는 형태로 실시하였다. 여기서 샘플링 시간 T는 3 msec로 한다. 그리고 모터에 대한 뉴로퍼지제어기 학습은 학습율을 0.0001로 학습수는 50회로 하여 실시하였다. 출력결과를 그림 13에 나타내었다. 그리고 입력되는 오차와 오차변화분은 모두 정규화되어 입력되어 진다. 수정된 소속함수 형태는 그림 14에 나

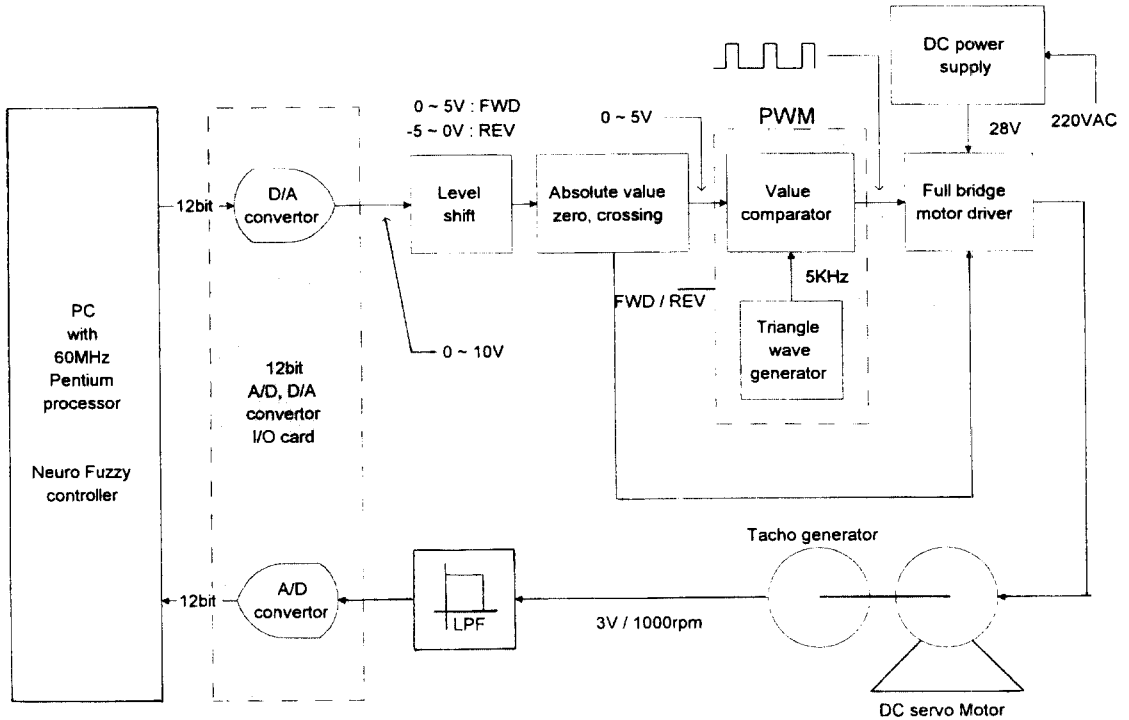


그림 12. 실시간 제어 블록도.

표 3. 모터 사양.

제작사명		TAMAGAWA
입력	전압	40 V
	전류	5.3 V
Torque		12.2 kg · cm
Generator 출력		3 V/1000 rpm

타내었다.

그림 13의 (a) 플랜트 출력응답에서 뉴로퍼지의 초기상태 즉 등간격 소속함수 제어기의 출력은 정상상태에서 오차를 보이고 있다. 그러나 학습후 소속함수가 추종된 후의 출력응답에서는 정상상태 오차 뿐만 아니라 과도응답상태 또한 개선됨을 볼 수가 있다.

그림 15는 모터 축에 3 kg · cm 토크를 갖는 회전관성부하를 고정시켜서 모터를 제어해 보았다. 설정치는 4 radian으로 하였으며 출력파형은 무부하시의 파형과 부하시 등간격 소속함수를 갖는 뉴로퍼지와 학습진행 후 온라인 학습에 의한 뉴로퍼지 출력이다.

출력파형에서 초기 등간격 소속함수를 갖는 퍼지 제어기는 설정치에 수렴되지 못하였고 온라인 학습에 의한 뉴로퍼지 제어기는 설정치에 수렴되는 것을

볼 수 있다. 그리고 제어신호 또한 초기설정된 소속함수형태가 모터의 동작특성에 적절하지 못하다는 것을 볼 수 있다. 제어신호파형에서 위의 파형은 초기 소속함수의 부하인가된 뉴로퍼지제어기의 신호이며 중간은 무부하시의 학습된 뉴로퍼지제어기의 제어신호이다. 그리고 아래파형은 부하를 인가하여 온라인 학습을 진행한 뉴로퍼지제어기의 출력파형이다.

그림 16은 모의실험 및 실험에서 사용된 뉴로 퍼지 제어기의 각 파라미터 설정, 데이터 출력 및 파형 출력 프로그램 화면구성이다.

## 6. 결 론

지금까지 퍼지신경망 제어기의 위치형 제어에 관해서 살펴보았다. 물론 신경망에 의한 학습법이 퍼지 제어기에 첨가됨으로써 경험과 지식기반을 바탕으로 설계되는 소속함수 형태가 다양한 플랜트의 응답특성에 따라 조정되었다. 그리고 플랜트 동작시 외란이 첨가된 경우 외란에 대한 강인함 또한 우수한 것을 볼 수가 있었다. 시뮬레이션에서 검증된 알고리즘을 실시간 실험에서도 적용시킨 결과 모터의 특성에 따라서 소속함수가 조정되어 설정치에 추종됨을 확인하였다. 실험을 진행하면서 문제가 되었던 것은 플랜

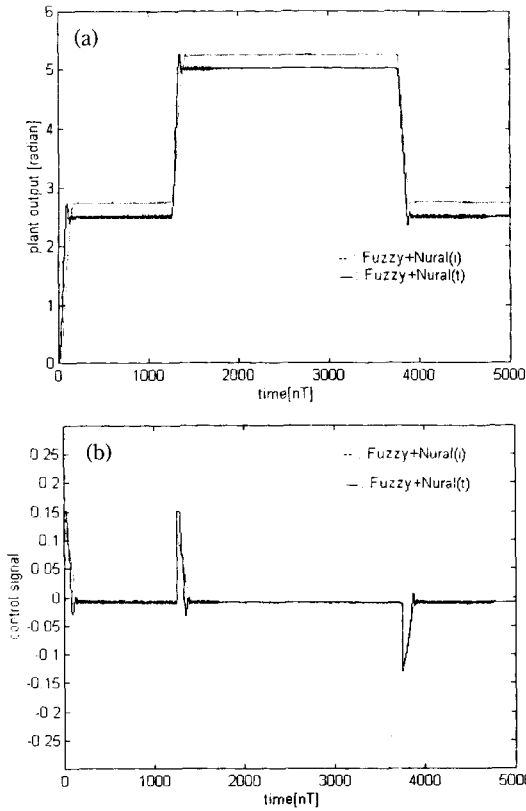


그림 13. 모터 위치제어 출력응답 특성 및 제어신호. (a) 플랜트의 출력응답, (b) 제어신호

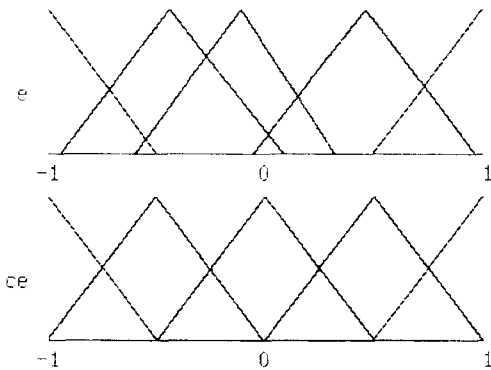


그림 14. 학습후 조정된 소속함수 형태.

트에 대한 제어신호 출력이득이 맞지 않아서 이를 조정해 주어야 하는 문제점이 발생되었다. 이 문제점은 이미 서론에서 언급이 된 출력이득 조정 알고리즘을 도입함으로써 문제가 해결될 것으로 본다. 앞으로의 연구 방향은 퍼지제어기에 있어서 조정되어야 하는 여러 가지 요소들을 신경망만이 아닌 유전 알고리즘

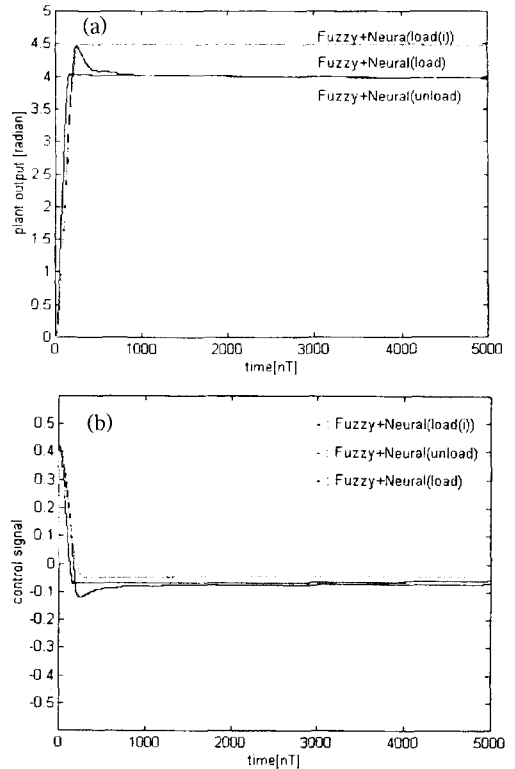


그림 15. 부하인가된 모터의 위치제어 출력응답 특성 및 제어신호. (a) 플랜트의 출력응답, (b) 제어신호

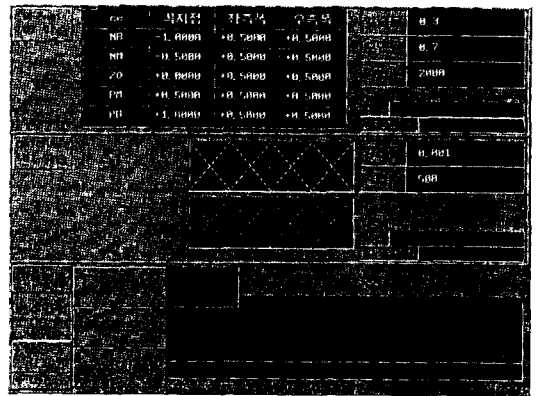


그림 16. 뉴로퍼지 제어기 화면 구성.

또는 진화 알고리즘 등을 사용하여 최적화 시킬 수 있는 알고리즘을 연구하는 것이다.

### 참고문헌

[1] C. T. Lin, C. S. G. Lee, "Neural-Network based fuz-



- zy logic control and decision," *IEEE Trans. on Computers*, Vol. 40, No. 12, pp. 1320-1336, 1991.
- [2] C. D. Sousa, B. K. Bose, "A Fuzzy Set Theory Based Control of a phase controlled Converter DC Machine Drive," *IEEE, Trans. on Industry Applications*, Vol. 30, No. 1, pp. 34-44, 1994.
- [3] C. C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller part I, II," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, Vol. 20, No. 2, pp. 404-435, Mar./Apr. 1990.
- [4] J. M. Keller, R. R. Yager, H. Tahani, "Neural Network Implementation of Fuzzy Logic", *Fuzzy Sets and systems*, Vol. 45, pp. 1-12, 1992.
- [5] Y. F. Li and C. C. Lau, "Development of fuzzy algorithms for servo systems," *IEEE Control Syst. Mag.*, pp. 65-72, Apr. 1989.
- [6] W. J. M. Kickert and E. H. Mamdani, "Analysis of a Fuzzy Logic Controller," *Fuzzy Set and Systems*. Vol. 12, pp. 29-44, 1978.
- [7] S. Weerasooriya, M. A. El Sharkawi, "Identification and control of a DC motor using backpropagation neural networks," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, Vol. 6, No. 4, pp. 663-669, Dec. 1991.
- [8] 추연규, 이상부, 김승철, 임영도, "퍼지 제어기 소속 함수의 추정에 관한 연구," 대한 전자공학회 한국통신학회 춘계 합동 학술대회 발표논문집, Vol. 5 No. 1, pp. 187-194, 1996.



**임영도 (Young Do Lim)**

1973년: 동아대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 1978년: 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1987년: 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)  
 1988-현재: 동아대학교 전자공학과 교수

주관심 분야: 신경망 제어, 퍼지제어, 전력전자, 고주파 유도가열



**설재훈 (Jae Hoon Sul)**

1994년: 동아대학교 전자공학과 졸업 (공학사)  
 1996년: 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1996년-현재: 동아대학교 대학원 전자공학과 박사과정

주관심 분야: 신경망 제어, 퍼지제어, 마이크로컨트롤러